

子模式局部保持映射人脸识别*

曹林林^{1,2}, 张化祥^{1,2†}, 王至超^{1,2}

(1. 山东师范大学 信息科学与工程学院, 济南 250014; 2. 山东省分布式计算机软件新技术重点实验室, 济南 250014)

摘要: 研究表明基于整体思想的人脸识别方法由于忽略图像的局部信息, 在识别性能方面不如局部信息特征保持较好的基于子模块思想的识别算法。基于应用流形技术对图像降维后能够较好保持非线性子流形中的局部数据流形结构, 提出了一种改进的子模式局部保持映射人脸识别算法。其主要思想是将同类的不同图像一并划分子集, 由同位置子图组成子模块, 并对子模块运用 LPP 算法学习其流形结构, 与将不同类图像一并划分子集学习流形的方法不同。实验表明, 该算法能更好地保持人脸图像的局部流形结构和信息特征, 提高了识别率。

关键词: 人脸识别; 子模式; 局部保持映射; 流形学习

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4331-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.085

Sub-pattern locality preserving projection for face recognition

CAO Lin-lin^{1,2}, ZHANG Hua-xiang^{1,2†}, WANG Zhi-chao^{1,2}

(1. College of Information Science & Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China; 2. Shandong Provincial Key Laboratory for Novel Distributed Computer Software Technology, Jinan 250014, China)

Abstract: Researches show that sub-pattern based face recognition approaches perform better than whole image based methods in local face information preservation. As manifold learning technologies preserve local manifold structure of the nonlinear sub-manifold while implementing dimension reduction, this paper put forward a sub-pattern locality preserving projection (BspLPP). Unlike previous approaches partitioned all training images of different classes into sub-images and used the same location images to form a sub-pattern, BspLPP first partitioned the same class images into different sub-images, used the same location sub-images to form a sub-pattern, and then applied LPP to learn the manifold structure of each sub-pattern. Experimental results show that BspLPP preserves the manifold and local information well and improves the recognition performance.

Key words: face recognition; sub-pattern; LPP (locality preserving projections); manifold learning

0 引言

人脸识别^[1,2]是指计算机通过分析人脸图像的信息特征从而进行身份识别的行为。近年来,该技术被广泛应用于军事、法律、商业等领域,已经成为计算机可视化、机器学习、模式分类^[3]等领域的热点问题。然而,人脸识别问题易受光照、时间、表情姿态、外部装饰等^[4]因素的影响,具有信息结构复杂、不稳定等特点。因此,深入挖掘人脸图像的局部结构及流形特点有助于提高人脸识别的效率。

已有人脸识别方法大致分为两类,即基于整体的方法和基于子模块思想^[5]的方法。具有代表性的基于整体思想的方法有 PCA、LDA、LPP 等;基于子模块思想的人脸识别算法因其能够良好地描述数据的局部特征,具有更稳定的应用性能,在该领域取得了较大发展。文献[6]提出利用人脸图像的局部结构特征,将子模式的思想分别与垂直中心主成分分析和水平中心主成分分析相结合。SubXPCA^[7]充分考虑数据的全局和局部特点,采用交叉子模式分析的方式将 PCA 与 SubPCA 进行结合,降低了时间复杂度,避免了子模块重叠问题。文献[8]提

出了一种加权子模式 Gabor 算法,对所有图像进行子模块划分后,分别进行一系列的 Gabor 特征提取与 K-L 变换操作,得到特征空间并训练分类器。子模式思想在流形学习方面也取得了显著效果,研究表明,基于子模式的流形学习方法能更准确地描述数据内部的非线性流形结构。SPP 算法^[9]认为子模块之间并不是相互独立的,而是相互关联的,该方法通过对不同子模块的训练最终得到一个统一的低维子空间。SpLPP^[10]将子模式思想与 LPP 相结合,将图像划分成互不重叠的子模块并分别运用 LPP 进行降维。该方法有效保持了数据的局部信息结构与非线性流形结构,不足之处是忽略了每个子模块对图像识别有不同的贡献度。因此,文献[11]提出了 Aw-SPLPP 算法,该算法在 SpLPP 的基础上对每个子模块赋予不同的权重,目的是区分不同模块对图像识别的贡献差异度,提高算法的鲁棒性。

尽管一些基于子模式的流形学习算法较好地保持了局部信息特征和局部流形结构,在模式分类上取得了显著的效果,但这些方法大多假设所有的图像位于一个统一的流形,而实际上,不同类别的图像具有其独特的子流形。因此,本文提出了

收稿日期: 2012-04-07; **修回日期:** 2012-05-27 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61170145); 国家高等学校博士点专项基金资助项目(20113704110001); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2010FM021); 山东省科技攻关计划项目(2010G0020115); 山东省电子发展基金资助项目(2008B0026); 山东省分布式新技术重点实验室资助项目

作者简介: 曹林林(1987-),女,山东宁阳人,硕士研究生,主要研究方向为机器学习、数据挖掘;张化祥(1966-),男(通信作者),教授,博导,主要研究方向为机器学习、模式识别及 Web 挖掘(huaxiang@163.com);王至超(1987-),男,硕士,主要研究方向为机器学习、数据挖掘。

一种改进的子模式局部保持投影算法,其主要思想是将不同类别的数据划分子集,对每个子集划分子模块,对子模块分别运用 LPP 算法。实验表明该算法能提高识别率,减少运行时间。

1 分块子模式局部保持投影算法

人脸图像因其自身结构的特殊性和外界环境的影响,图像数据信息量大且关系冗杂,因此有效地对图像进行特征提取能够降低数据的复杂度,获取有用信息,提高人脸识别的效率。PCA 等一些线性映射方式虽然能进行特征抽取和降维,但是只能解决线性特征提取问题,同时需要占用较大的存储空间和时间。近年来,基于流形的特征提取方式在人脸识别问题中取得了显著的效果。流形学习假设所有的高维数据处于一个潜在的低维流形上,采取非线性特征映射的方式对高维数据进行降维。特殊的生理结构决定了人脸具有局部性,因此若能有效地保持数据的局部流形,能大幅提高特征提取的准确率。局部保持映射是拉普拉斯特征映射的线性表示,目标是保持数据之间的相似关系,即高维空间中相邻数据投影到低维空间后仍保持相应的相邻关系,因此能较好地保持非线性子流形中的局部流形结构。然而,传统的流形学习方法将所有人脸图像作为一个整体,忽略了图像不同位置之间流形的差异性,因此,许多基于子模块思想的流形学习方法被广泛关注。

已存在的基于子模块思想的人脸识别方式,大多假设所有个体的相应子模块位于一个统一的子流形上,然而这种假设忽略了个体间的差异性,通常不同个体具有其独特的流形。因此,本文提出将所有人脸图像划分子集,将相同类别的图像组成一个子集合,子集合内部的图像具有较高的相似性和更加紧凑的流形结构。设 $X = [x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n]$, $x_k \in \mathbb{R}^M$, 通过划分子集,得到不同类别的子集合 X^p ($1 \leq p \leq P$, P 为类别数目)。对每个子集合 X^p 进行图像划分并组合子模块,许多方法对子图像规模的选择进行了深入的探索,在此本文不对该问题进行研究。本文首先将每幅图像划分成 Q 个大小相等且互不重叠的子图像^[12,13],然后将第 p 个人的所有第 q 个子图像合并为一个子模块 X^{pq} ($1 \leq p \leq P, 1 \leq q \leq Q$),如图 1 所示。

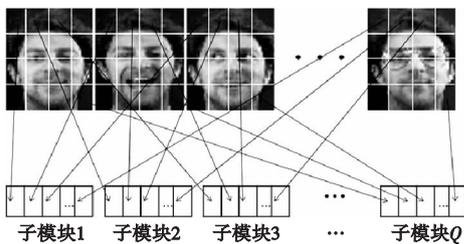


图1 图像划分及子模块构成方式

经过划分子集与子模块,共得到 PQ 个子模块,对于每个子模块,分别运用局部保持映射算法进行映射,设 X^{pq} 投影到低维空间后可表示为 Y^{pq} , W^{pq} 为子模块 X^{pq} 的变换矩阵,即 $Y^{pq} = W^{pqT} X^{pq}$ 。因此最小化代价函数为

$$\begin{aligned} \Phi(y) &= \sum_{i,j} (y_i^{pq} - y_j^{pq})^2 S_{ij}^{pq} = \\ &= \sum_{i,j} (W^{pqT} x_i^{pq} - W^{pqT} x_j^{pq})^2 S_{ij}^{pq} = \\ &= W^{pqT} X^{pq} (D^{pq} - S^{pq}) X^{pqT} W^{pq} = \\ &= W^{pqT} X^{pq} L^{pq} X^{pqT} W^{pq} \end{aligned} \quad (1)$$

约束条件为 $W^{pqT} X^{pq} D^{pq} X^{pqT} W^{pq} = I$ 。其中: y_i^{pq} 表示 x_i^{pq} (即子模块 X^{pq} 中的第 i 个人)映射后的数据, h 表示子模块 X^{pq} 中

的样例个数; S_{ij}^{pq} 表示 x_i^{pq} 与 x_j^{pq} 之间的相似度。其定义如下:

$$S_{ij}^{pq} = \begin{cases} \exp(-\|x_i^{pq} - x_j^{pq}\|^2 / t) & \|x_i^{pq} - x_j^{pq}\|^2 < \varepsilon \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$D_{ii}^{pq} = \sum_j S_{ij}^{pq}$ 为对角矩阵, $L^{pq} = D^{pq} - S^{pq}$ 为拉普拉斯矩阵。

最后,经过简化得到每个子模块的最小化目标函数为

$$\begin{aligned} \arg \min_{W^{pq}} & W^{pqT} X^{pq} L^{pq} X^{pqT} W^{pq} \\ \text{s. t. } & W^{pqT} X^{pq} D^{pq} X^{pqT} W^{pq} = I \end{aligned} \quad (3)$$

经过求解上述目标函数可知,子模块 X^{pq} 的变换矩阵 $W^{pq} = [w_1^{pq}, w_2^{pq}, \dots, w_l^{pq}]$ 是由泛化特征方程式(4)中对应于最小特征值的特征向量构成的:

$$X^{pq} L^{pq} X^{pqT} W^{pq} = \lambda X^{pq} D^{pq} X^{pqT} W^{pq} \quad (4)$$

经过上述矩阵变换,得到每个子模块在低维空间的投影,进一步得到每个人在低维空间的映射。

分类未知样例 x' 时,首先按照训练样例的模块划分方式对其进行图像划分;然后分别运用 P 类训练样例得到的模型(总计 P 个模型)对该样例进行降维得到 P 个样例点 $\{y'_1, y'_2, \dots, y'_p\}$;最后分别计算上述 P 个样例点与对应的各类样例(投影后)均值的距离,将该样例分类到距离最小的类别中,如式(5)所示:

$$\arg \min_y d(y'_p, \bar{y}_p) \quad (5)$$

其中: y'_p 表示 x' 使用第 p 类模型投影后得到的样例点; \bar{y}_p 表示第 p 类训练样例投影后的中心点; $d(\cdot)$ 表示两者之间的欧式距离。

2 实验

实验环境:PC 机(P4 处理器,1 GB 内存),本文所用数据集为标准人脸数据库 PIE^[14] 和 YaleB^[15]。本文算法的性能将与 SpLPP、LPP、SpPCA、PCA 进行比较,实验结果取五次的平均值。

2.1 数据集 PIE

人脸数据库 PIE 包含 68 个人,每人的图像数目为 170 幅左右,其中 135 幅作为训练数据,剩余图像作为测试数据,图像拍摄于不同的光照、时间、角度、表情以及姿态等条件,所有图像均为 32×32 像素,即每幅图像都可以看做 $D = 32 \times 32 = 1024$ 维的向量。

对于图像划分大小的研究是子模式人脸识别方法的重要组成部分。实验中对四种不同的图像划分方法作比较,每幅图像分别被分成 n ($n = 4, 8, 16, 32$) 块,均降维到 600 维左右,分类识别率如表 1 所示。随着分块数目的增加,SpPCA 的识别率呈上升趋势,而 BspLPP 与 SpLPP 在分块数目 $n = 8$ 时达到最高,随后识别率下降。原因可能是分块数目过多引起子图像过小,造成局部结构信息的丢失,损坏原有的局部流形结构。同时,当 $n = 4, 8, 16$ 时, BspLPP 的分类准确率均高于其他四种方法。

表 1 不同图像划分方式下的分类识别率和方差

| 方法 | $n=4$ | $n=8$ | $n=16$ | $n=32$ |
|--------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| BspLPP | 97.14 ± 0.54 | 97.92 ± 0.13 | 97.74 ± 1.21 | 90.90 ± 0.84 |
| SpLPP | 96.57 ± 0.03 | 97.74 ± 0.41 | 97.40 ± 0.02 | 96.87 ± 0.03 |
| LPP | 92.60 ± 7.59 | 94.03 ± 4.86 | 95.19 ± 0.30 | 93.89 ± 2.73 |
| SpPCA | 96.02 ± 0.06 | 96.48 ± 0.04 | 97.22 ± 0.04 | 97.48 ± 0.13 |
| PCA | 96.27 ± 1.81 | 96.31 ± 1.37 | 96.53 ± 0.84 | 96.66 ± 0.54 |

运行时间上,由图 2 可知,总体来说,基于分块思想的算法

BspLPP、SpLPP、SpPCA 的运行时间低于标准 LPP 和 PCA,其中,随着分块数目的增多,SpLPP 的运行时间不断上升,当分块数目为 32 时,运行时间最多。BspLPP 的运行时间相对较短且最稳定,相对于 SpLPP、LPP 和 PCA,至少分别节省 60%、80%、80% 的运行时间。因此,本文提出的算法可以应用于维数较大的数据集,随着分块数目的增多,运行时间基本不变。

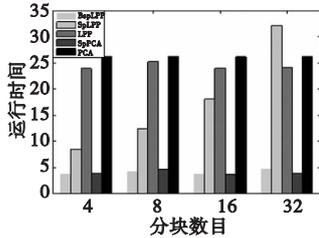


图2 不同图像划分方式下的运行时间

本文对式(2)中的参数 t 和 k (近邻个数) 的选择进行实验对比。经过对表 1 的解释说明,将每幅图像平均划分成 8 个子块,并且使降维后每幅图像的维数为 600 维左右。固定参数 $t=600$,分别令 $k=3,5,7,9$ 和 11,其分类识别率如表 2 所示。由表可知,当 $k=7$ 时该算法的分类识别率最高, k 值过小可能造成局部信息不完整, k 值过大可能会引起降维后局部流形结构失真。然后,固定参数 $k=7$,分别令 t 取不同的参数,如表 3 所示,分类准确率随着 t 值的增大而增大,当 $t=600$ 时其分类准确率最高,随后有下降趋势。

表 2 不同 k 值下的分类识别率

| k 值 | 识别率 |
|-------|--------------|
| 3 | 97.02 ± 1.77 |
| 5 | 97.18 ± 1.17 |
| 7 | 97.30 ± 1.49 |
| 9 | 96.81 ± 2.73 |
| 11 | 97.25 ± 4.96 |

表 3 不同 t 值下的分类识别率

| t 值 | 识别率 |
|-------|--------------|
| 800 | 97.05 ± 1.20 |
| 600 | 97.55 ± 1.55 |
| 400 | 97.30 ± 1.08 |
| 200 | 97.16 ± 1.79 |
| 100 | 96.63 ± 1.92 |
| 10 | 94.83 ± 2.80 |

2.2 数据集 YaleB

人脸数据库 YaleB 包含 38 个人,每人的图像数目约为 64 幅,其中 32 幅作为训练数据,剩余图像作为测试数据,图像拍摄于不同的光照、时间、角度、表情以及姿态等条件,所有图像都被调整为 32×32 像素。实验中,将每幅图像划分成 16 块,即 8×8 维的子模块。

对于子模块运用 LPP 降维到不同维数后的分类识别率如图 3 所示。首先使用子模块思想的算法 BspLPP、SpLPP 和 SpPCA 的分类精度远远高于标准的 LPP 和 PCA,充分说明基于子模块思想的算法能更精确地保持数据的局部信息结构。其次,随着维数的变化,BspLPP 与 SpLPP 的分类精确度趋于平稳,而 SpPCA 的分类精度不稳定,说明 BspLPP 与 SpLPP 的性能更加稳定。相对于其他算法,BspLPP 即使将子模块维数降到很小(如 8 维)依然具有较高的分类精度,这是其他几种算法所不具备的优势,同时,该算法的分类准确率略高于 SpLPP,当子模块降维到 30 维左右时达到最高。

对于子模块运用 LPP 降维到不同维数后的运行时间如图 4 所示。随着降维后维数的增多,多数算法的运行时间都呈上升趋势,只有 BspLPP 的运行时间增长到一定程度时具有下降趋势。与 SpLPP、LPP 和 PCA 相比,BspLPP 的运行时间较低,但略高于 SpPCA。基于子模块思想的算法运行时间总体上低于标准 LPP 和 PCA。

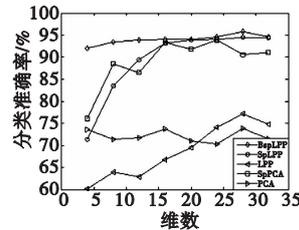


图3 子模块降到不同维数后的分类识别率

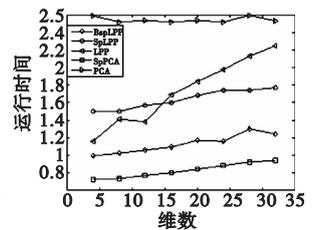


图4 子模块降到不同维数后的运行时间

在该数据集上,同样对算法中参数 k 和 t 的值进行筛选: a) 固定参数 $k=5$,令 t 分别取不同的值,如表 4 所示,当 $t=10$ 时该算法具有最高的分类准确率; b) 固定参数 $t=10$,分别令 k 取不同的值,如表 5 所示,随着 k 值的减小识别率逐渐升高,当 $k=5$ 时达到最高,然而当 $k=3$ 时,识别率急剧下降,原因可能是 k 值过小造成局部信息不准确,易受噪声干扰。

表 4 不同 t 值下的分类识别率

| t 值 | 识别率 |
|-------|--------------|
| 800 | 92.39 ± 1.51 |
| 500 | 92.47 ± 1.49 |
| 100 | 93.96 ± 0.02 |
| 10 | 95.94 ± 1.07 |
| 5 | 95.53 ± 1.29 |
| 1 | 94.04 ± 0.55 |

表 5 不同 k 值下的分类识别率

| k 值 | 识别率 |
|-------|--------------|
| 3 | 93.05 ± 0.50 |
| 5 | 95.16 ± 0.77 |
| 7 | 94.45 ± 2.73 |
| 9 | 93.96 ± 1.07 |
| 11 | 93.87 ± 0.08 |

3 结束语

人脸识别问题中,已存在的基于子模块的流形学习算法将所有个体的人脸图像作为一个整体,进而进行子图像的划分与子模块的组合,即假设所有类别的流形是统一的。而实际上不同类别以及同一类别的不同模块均具有其独特的流形结构,因此,本文提出 BspLPP 人脸识别算法,较好地保持了图像的局部信息特征和流形结构。实验表明,该算法提高了分类准确率,同时大幅减少了运行时间。下一步的工作是深入分析不同的模块之间是否具有某种相关性。

参考文献:

- [1] XU Yong, ZHONG Ai-ni, YANG Jian, et al. LPP solution schemes for use with face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(12): 4165-4176.
- [2] XU Yong, SONG Feng-xi, FENG Ge, et al. A novel local preserving projection scheme for use with face recognition[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(9): 6718-6721.
- [3] 张国印,楼宋江,程慧杰,等. 基于局部和全局的特征提取算法及在人脸识别中的应用[J]. *计算机科学*, 2009, 36(8): 285-287.
- [4] ZHAO W, CHELLAPPA R, PHILLIPS P J, et al. Face recognition: a literature survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2003, 35(4): 399-458.
- [5] ZOU Jie, JI Qiang, NAGY G. A comparative study of local matching approach for face recognition[C]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2007, 16(10): 2617-2628.
- [6] HSIEH P C, TUNG P C. A novel hybrid approach based on sub-pattern technique and whitened PCA for face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(5): 978-984.
- [7] KADAPPAGARI V K, ATUL N. SubXPCA and a generalized feature partitioning approach to principal component analysis[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(4): 1398-1409.

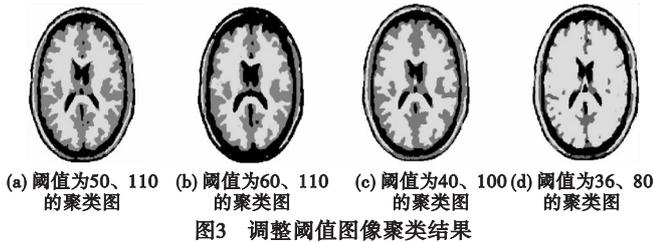


图3 调整阈值图像聚类结果

图4是阈值固定为40、100, *septolive* 为2~11, *num Agents* 从300起,以步长300变化到1800的性能曲线。当 *agents* 数量为300时聚类完成所需时间步为534, *agents* 数量为1500时聚类完成所需时间步为77。由图可知,执行时间随 *agents* 数量的增加成反比变化。由于 *agents* 间隐式交互,故不会发生一个位置被两个 *agents* 占据的情况,调整 *agents* 的数量没有负面影响即没有其他额外开销,随着 *agents* 数量的增加能更快地减少算法执行时间(本实验环境下 *numAgents* 小于7000)。

在阈值固定为40、100调整 *agents* 类型的比例分别用一种十字形结构元素,十字形和正方形两种结构元素按1:1分配及十字形、正方形、下直角三角形、上直角三角形四种结构元素按1:1:1:1分配同样对图2(a)进行实验。上述三个实验均能在聚类结束时呈现图2(h)的最终结果,亦得出 *agents* 数量与执行时间成负线性相关即随着 *agent* 数量的增加执行时间相应缩减(图5)。这三个实验相比较而言,单一十字形结构元素运行时间最短,两种类型结构元素次之;四种类型结构元素最慢,验证了算法的时空复杂度。

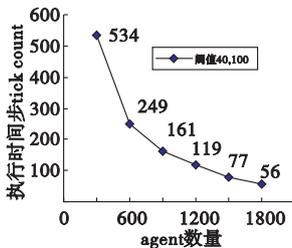


图4 六种类型智能体数量与执行时间的关系

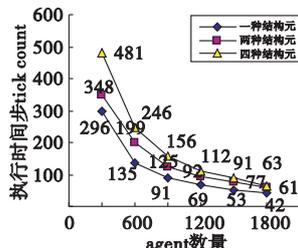


图5 智能体数量与执行时间的关系

虽然在 *numAgents* 相同的条件下多种结构元素执行时间稍稍逊色,但采用异构类型结构元素为进一步满足后续处理空间图像的异质性作了充分的准备,并且体现了 *agents* 类型的多样性和灵活性。同时这一不足可通过增加 *numAgents* 进行弥补。

4 结束语

ICAA 算法可快速处理任意、复杂的聚类形状,克服了需要

预先输入聚类簇数的缺陷,并解决现有聚类技术对聚类初始点敏感及易陷入局部簇的限制,易于实现高性能并行运算。从实验结果看,ICAA 算法可保证聚类的质量和实时性、合理性、准确性和灵活性。本文先尝试用六种不同类型的 *agent* 而后希望对图像不同的区域用特定的结构元素类型及转换规则来实现自动聚类。结果表明,本算法对于快速准确聚类,定位医学图像中的病灶具有明显效果,有较高的应用价值。下一步将继续与应用相结合,针对同场景连续图像的快速聚类进行算法改进。

参考文献:

[1] HAN Jia-wei, MICHELINE K. Data mining: concepts and techniques [M]. [S. l.]: Simon Fraser University, 2006:405-410.

[2] CHAITMONTREE S, ATKINSON K, COENEN F. Multi-agent based clustering: towards generic multi-agent data mining [C]//Proc of the 10th Industrial Conference on Advances in Data Mining: Applications and Theoretical Aspects. Berlin: Springer Verlag, 2010:115-127.

[3] LUO Chao, ZHAO Yan-chang, LUO Dan, et al. Agent-based subspace clustering [C]//Proc of the 15th Pacific-Asia Conference on Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Berlin: Springer Verlag, 2011:370-381.

[4] HÅKANSSON A, HARTUNG R L. Autonomously creating a hierarchy of intelligent agents using clustering in a multi-agent system [C]//Proc of International Conference on Artificial Intelligence. 2008: 89-95.

[5] MOERE X A, CLAYDEN J J, DONG A. Data clustering and visualization using cellular automata ants [C]//Proc of the 19th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence: Advances in Artificial Intelligence. Berlin: Springer Verlag, 2006:826-836.

[6] 潘晓英, 刘芳, 焦李成. 密度敏感的多智能体进化聚类算法 [J]. 软件学报, 2010, 21(10): 2420-2431.

[7] 路红, 陈立潮, 潘理虎, 等. 基于多主体技术和数学形态学的空间聚类算法 [J]. 计算机工程, 2012, 38(18): 158-161.

[8] 潘理虎, 黄河清. 农业土地利用变化的人工社会模型研究 [J]. 系统仿真学报, 2010, 22(8): 1964-1969.

[9] 柯新利, 邓祥征. 内嵌空间聚类算法的分区地理元胞自动机建模与应用 [J]. 地球信息科学学报, 2010, 12(3): 365-371.

[10] 钟伟才, 刘静, 刘芳, 等. 组合优化多智能体进化算法 [J]. 计算机学报, 2004, 27(10): 1341-1353.

[11] face recognition [J]. Neurocomputing, 2009, 72(4-6): 1342-1346.

[12] ZHU Y lu-lian. Sub-pattern non-negative matrix factorization based on random subspace for face recognition [C]//Proc of International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. 2007: 1356-1360.

[13] SIM T, BAKER S, BSAT M. The CMU pose, illumination, and expression (PIE) database [C]//Proc of IEEE international conference on automatic face and gesture recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2002.

[14] LEE K C, HO J, KRIEGMAN D. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 684-698.

(上接第 4333 页)

[8] NANNI L, MAIO D. Weighted sub-Gabor for face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 487-492.

[9] WANG Jian-zhong, MA Zhi-qiang, ZHANG Bao-xue, et al. A structure-preserved local matching approach for face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(3): 494-504.

[10] 倪雪蕾. 局部型子模式特征提取方法探讨及人脸识别应用 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.

[11] WANG Jian-zhong, ZHANG Bao-xue, WANG Shu-yan, et al. An adaptively weighted sub-pattern locality preserving projection for face recognition [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2010, 33(3): 323-332.

[12] XUE Hui, ZHU Yu-lian, CHEN Song-can. Local ridge regression for